

شناسایی پاسخ ضربه اسپارس با معرفی الگوریتم SVS-PNLMS

پژمان مولایی بیگزاده محله

محمدحسین کهایی

دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

چکیده

در این مقاله الگوریتم جدیدی با بهره گیری از روش اندازه پله متغیر در الگوریتم PNLMS معرفی می‌کنیم. انگیزه اصلی در معرفی این الگوریتم رسیدن به سرعت ره‌گیری سریعتر در مقابل سیگنالهای غیر ایستان مانند سیگنالهای صحبت می‌باشد. الگوریتم پیشنهادی SVS-PNLMS را با الگوریتمهای پیشتر ارائه شده NLMS و SPNLMS مقایسه کرده و با شبیه سازی کامپیوتری نشان می‌دهیم که الگوریتم پیشنهادی دارای سرعت اندازه‌گیری بالاتری می‌باشد.

کلمات کلیدی: حذف پژواک شبکه، الگوریتم VSLMS، الگوریتم NLMS، الگوریتم PNLMS، ERLE، اسپارس^۱.

۱- مقدمه

همواره مساله حذف پژواک اکوستیکی از دیر باز مورد توجه بوده است. در بسیاری از کاربردها برای بهبود کیفیت سیگنالهای صحبت دریافتی لازم است که سیگنال دریافتی در گیرنده عاری از هر نوع نقص مانند نویز، تداخل و پژواک باشد [۱]. برای مثال در صورت زیاد بودن فاصله میکروفونها از منبع سیگنال صحبت (در شرایط واقعی اغلب چنین است)، سیگنالهای رسیده به میکروفونها، تضعیف و تاخیر زمان انتشار و همچنین پژواکهای احتمالی نسبتاً قابل ملاحظه‌ای را تجربه می‌کنند. علت این امر وجود مسیر پراکنکاس بین منبع تا هر یک از میکروفونها می‌باشد [۲-۴]. حذف پژواک اکوستیکی بمنظور بهبود دادن سیگنال آغشته به نویز و پژواک و رسیدن به سیگنال مطلوب انجام می‌شود [۲]. الگوریتم Normalized Least Mean Square برای کاربرد حذف پژواک بعنوان الگوریتم مناسبی پیشنهاد شده است [۵]. از طرف دیگر با توجه به طولانی بودن پاسخ ضربه محیط، سرعت همگرایی NLMS کم می‌باشد [۱]. برای حل این مشکل الگوریتم Proportionate NLMS (PNLMS) پیشنهاد شده است [۵،۱]. در این الگوریتم برای رسیدن به سریعترین همگرایی از روش اندازه پله بهینه استفاده شده است. مشکل الگوریتم PNLMS در اینجاست که این الگوریتم برای پاسخ به ضربه های اسپارس در ابتدا دارای همگرایی سریع بوده اما بعد، سرعت آن از الگوریتم NLMS کمتر می‌شود. یکی از راه حل‌های ممکن برای حل مشکل فوق استفاده از الگوریتمهایی نظیر PNLMS++ و یا الگوریتم IPNLMS است که

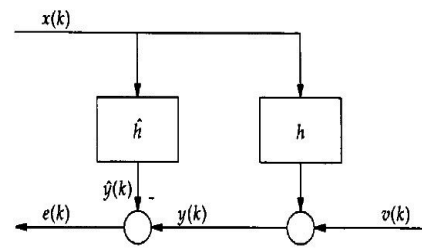
بترتیب در [۶] و [۷] پیشنهاد شده است. اما این الگوریتمها مشکل را فقط تا حدی بهبود بخشیده ولی بطور کامل حل نمی‌کند. در این مقاله الگوریتم SVS-Segment Variable Step-size Proportionate NLMS (SVS-PNLMS) را برای حل مشکل فوق پیشنهاد می‌کنیم. نتایج حاصل از شبیه‌سازی کامپیوتری برای سیگنال ورودی نویز سفید، رنگی و همچنین ورودی سیگنال صحبت نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتمهای Segment LMS μ -law Proportionate (MPNLMS) و Proportionate NLMS (SPNLMS) بهتر عمل می‌کند.

سازماندهی مقاله بشرح زیر می‌باشد. در بخش دوم مدلسازی سیستم حذف پژواک سیگنال صحبت، بخش سوم ارائه مروری بر الگوریتم PNLMS و SPNLMS، بخش چهارم، ارائه خصوصیات الگوریتم VSLMS و در بخش پنجم استخراج روابط مربوط به SVS-PNLMS و بخش ششم نتایج شبیه‌سازی های مختلف و نهایتاً در بخش هفتم به ارائه نتیجه‌گیری می‌پردازد.

۲- مدلسازی سیستم حذف پژواک سیگنال صحبت

فرض کنیم $\mathbf{u}(k)$ سیگنال ورودی برای تحریک یک سیستم ناشناخته (در اینجا مسیر پژواک)، $\mathbf{h}(k)$ ضرائب فیلتر وفقی، $\mathbf{y}(k)$ خروجی سیستم ناشناخته و $\mathbf{v}(k)$ نویز اضافه شونده در محیط باشند. سیگنال دریافتی در خروجی فیلتر را می‌توان بصورت مجموع دو سیگنال $\mathbf{v}(k)$ و $\mathbf{y}(k)$ بیان کرد. $\mathbf{e}(k)$ نشان دهنده سیگنال

خطا و برابر تفاضل سیگنال خروجی فیلتر وقتی و سیستم ناشناخته می‌باشد (شکل ۱) دیگرام بلوکی حذف کننده پژواک را نشان می‌دهد.



شکل ۱- دیگرام بلوکی حذف کننده پژواک

در حالت کلی پاسخ ضربه پژواک دارای یک پاسخ ضربه مسیر مستقیم و تعداد زیادی انعکاسهای پشت سر هم می‌باشد. یکی از روشهای بهبود کیفیت سیگنال صحبت روش انعکاس‌زدایی^۲ است که در آن فرض می‌شود انعکاس در محیط به سه قسمت قابل تفکیک باشد؛ ۱- پاسخ ضربه مسیر مستقیم، ۲- تعدادی پژواک زودرس، ۳- تعداد بسیار زیادی پژواک پشت سرهم که دامنه آنها بطور نمایی کاهش پیدا می‌کند. نمونه‌ای از انعکاس نوعی را در شکل ۲ مشاهده می‌کنید [۸]. اگر از انعکاس قسمتهای ۲ و ۳ نشان داده شده در شکل ۲ صرف نظر کنیم به آن پاسخ ضربه اسپارس گویند. شکل ۳ یک پاسخ ضربه مسیر پژواک اسپارس را نشان می‌دهد که در آن کل زمان مسیر پژواک حدود ۶۴ میلی‌ثانیه و تنها مدت زمان ۸ میلی‌ثانیه پژواک مقدار غیر صفر دارد. سایر مقادیر یا صفر و یا نزدیک به صفرند. برای حل مشکل سرعت همگرایی پایین الگوریتم NLMS در مقابل سیگنالهای پژواک، با استفاده از ماهیت اسپارس بودن پاسخ ضربه، الگوریتم PNLMS پیشنهاد شده است که در آن اندازه پله های مختلف از روی مقادیر بهینه ضرائب فیلتر تعیین می‌شوند [۷،۱].

۳- مروری بر الگوریتم PNLMS و SPNLMS

الگوریتم PNLMS با استفاده از تخصیص اندازه پله به بردار ضرائب در هر تکرار^۳، همگرایی سریعتری نسبت به الگوریتم NLMS دارد [۱]. روابط مربوط به این الگوریتم در ادامه آمده است:

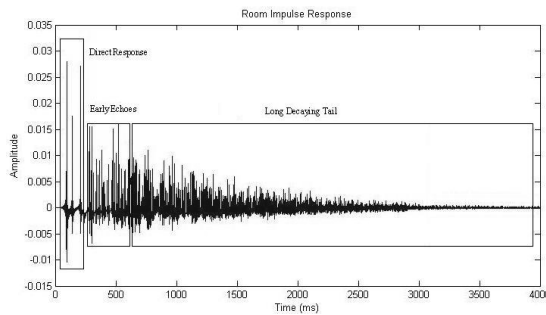
$$\gamma_{\min}(k+1) = \rho \max \left\{ \delta_p, F \left(\left| \hat{w}_1(k) \right| \right), \dots, F \left(\left| \hat{w}_L(k) \right| \right) \right\} \quad (1)$$

$$\gamma_l(k+1) = \min \left\{ \gamma_{\min}(k+1), F \left(\left| \hat{w}_l(k) \right| \right) \right\} \quad (2)$$

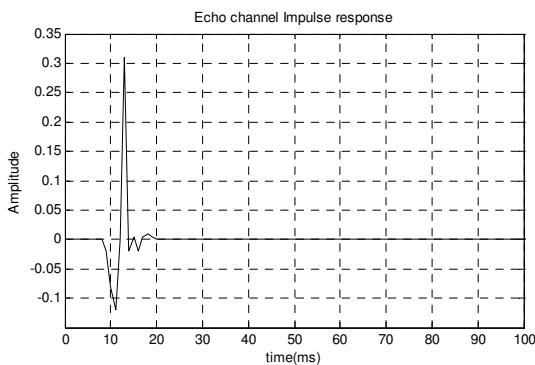
$$g_l(k+l) = \frac{\gamma_l(k+l)}{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \gamma_i(k+l)} \quad (3)$$

که در آن L طول فیلتر وقتی، β پارامتر اندازه پله، δ مقدار مثبت کوچکی است که برای جلوگیری از وقوع سرریز در محاسبات در نظر گرفته می‌شود، δ_p مقداری ثابت جهت جلوگیری از واگرایی الگوریتم در صورت صفر شدن همه ضرائب (در شروع کار الگوریتم) و ρ برای جلوگیری از بازماندن الگوریتم (واگرایی) در صورت خیلی کوچک شدن ضرائب استفاده می‌شود. همچنین برای تاکید بیشتر بر مقادیر کوچک پاسخ ضربه اسپارس می‌توان از قانون μ ^۴ استفاده کرد که به آن، الگوریتم MPNLMS گویند [۵]. اما بدلیل استفاده از تابع نسبتاً پیچیده لگاریتم، پردازش آن توسط پردازشگر دیجیتالی سیگنال دشوار و پرهزینه می‌باشد [۹]. برای کاهش پیچیدگی می‌توان از تقریب خطی- تکه ای در تقریب قانون μ استفاده کرد. در اینصورت بازه‌هایی که تابع روی آنها تعریف شده است را به دو ناحیه مقادیر خیلی کوچک و بقیه مقادیر تقسیم بندی می‌کنیم. بنابراین می‌توان از دو خط راست

$$F(x) = \begin{cases} 250x & , x < 0.003 \\ 1 & , o.w. \end{cases} \quad (4)$$



شکل ۲- نمونه ای از پاسخ ضربه اتاق در حضور انعکاس در محیط



شکل ۳- پاسخ ضربه حذف کننده پژواک

برای سهولت روابط مربوط به الگوریتمهای PNLMS و SPNLMS بترتیب در شکلهای ۴ و ۵ خلاصه شده‌اند [۵].

یادآوری می‌شود که در PNLMS همواره برای بردار کنترل اندازه

پله داریم [۹]: $\sum_{l=1}^L g_l(k) = L$. با لحاظ کردن این قید در همگرایی فیلتر

و با توجه به اینکه مقدار $g_l(k)$ به تخمین فعلی ضرائب بستگی دارد ملاحظه می‌شود که الگوریتم PNLMS با تخصیص اندازه گام متفاوت برای هر یک از ضرائب w می‌تواند در همگرایی بهینه بردار g و در نتیجه سرعت همگرایی سریعتر نسبت به الگوریتم NLMS موثر واقع شود. این در حالی است که در الگوریتم SVS-PNLMS، مقدار بردار اندازه پله g با تخمین فعلی ضرائب رابطه مستقیم و با مقدار اندازه گام در هر لحظه رابطه معکوس دارد. در نتیجه انتظار می‌رود با تنظیم مناسب مقدار اندازه گام که با استفاده از الگوریتم پیشنهادی به سرعت همگرایی بالاتر و دقت ره‌گیری بیشتری برسیم.

۴- خصوصیات الگوریتم VSLMS

با استفاده از الگوریتم VSLMS هر ضریب را می‌توان با یک μ متغیر بصورت زیر تنظیم کرد [۱۰]:

در [۵] برای متغیر $\mu_i(n)$ از مقداری $\mu_i(n) = \rho_0$ اولیه استفاده شده است. از طرفی برای در پایداری الگوریتم VSLMS داریم [۱۱]:

$$\text{tr}[\mu(n)R] < \frac{1}{3} \quad (۸)$$

که شرط کافی برای پایداری الگوریتم VSLMS می‌باشد. چون رابطه فوق تنها کران دینامیکی برای $\mu_i(n)$ قائل می‌شود، از اینرو از روش رگرسیون^۱ استفاده می‌کنیم [۹]. به این ترتیب که $\mu_i(n)$ ها را به یک مقدار $\mu_{\max}(n)$ محدود کرده و همچنین کمترین کران برای ضرایب اندازه پله را بصورت یک کران مثبت اختیار می‌کنیم تا هر گونه تغییرات موجود در ضرایب فیلتر وقتی را بتوان تعقیب کرد. در الگوریتم پیشنهادی نیز از مقادیر محدود کننده استفاده کردیم تا بتوانیم رفتار همگرایی الگوریتمهای PNLMS را بهبود ببخشیم.

قدم بعدی به روز کردن ضرایب فیلتر وقتی یعنی \mathbf{w} می‌باشد. برای این کار از همان روند موجود در الگوریتم PNLMS استفاده می‌کنیم. به این ترتیب که بردار \mathbf{k} و ماتریس \mathbf{G} و مقادیر ρ ، δ_p را مانند الگوریتم PNLMS که در بخش قبلی توضیح داده شد تعریف کرده با این تفاوت که در اینجا β (اندازه پله الگوریتم PNLMS) مقدار ثابتی نبوده بلکه با رابطه زیر به روز خواهد شد:

$$\mu_i(n) = \mu_i(n-1) + \rho g_i(n) g_i(n-1) \quad (۹)$$

در بهنگام سازی ضرایب $\mathbf{w}_i(k)$ با توجه به رابطه (۹)، برای کنترل یکنواخت تر تغییرات پارامترهای اندازه پله بطوریکه به سطوح سیگنال وابسته نباشد از روش نرمالیزاسیون استفاده می‌کنیم. در اینجا پارامتر وقتی سازی ρ را با رابطه زیر عوض می‌کنیم:

$$\rho_i(n) = \frac{\rho_0}{\hat{\sigma}_g^2(n) + \psi} \quad (۱۰)$$

که در آن ρ_0 پارامتر نرمالیزه نشده ای است که برای همه ضرایب یکسان می‌باشد و $\hat{\sigma}_g^2(n)$ تقریبی از $E[|g_i(n)|^2]$ می‌باشد که می‌توان آنرا با استفاده از رابطه بازگشتی زیر بدست آورد:

$$\hat{\sigma}_g^2(n) = \beta \hat{\sigma}_g^2(n-1) + (1-\beta) |g_i(n)|^2 \quad (۱۱)$$

که در آن β ضریب فراموشی و مقداری نزدیک ولی کوچکتر از یک دارد و ψ مقدار ثابت کوچکی است که برای جلوگیری از وقوع ناپایداری احتمالی الگوریتم در صورت کوچک بودن $\hat{\sigma}_g^2(n)$ در نظر گرفته شده است.

۵- الگوریتم پیشنهادی Segment Variable PNLMS (SVS-PNLMS)

در این بخش روابط ریاضی الگوریتم SVS-PNLMS را استخراج و با خانواده الگوریتمهای PNLMS ارائه شده در [۵،۱] مقایسه می‌کنیم. برای شروع از رابطه بازگشتی الگوریتم پرشیب ترین نزول^۲ برای حالت اندازه پله متغیر داریم:

$$\hat{\mathbf{w}}(k+1) = \hat{\mathbf{w}}(k) + \mu(k)[\mathbf{P} - \mathbf{R}\hat{\mathbf{w}}(k)] \quad (۱۲)$$

که در آن $\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)]$ ماتریس خود همبستگی سیگنال ورودی، $\mathbf{P} = E[\mathbf{d}(k)\mathbf{x}(k)]$ بردار همبستگی متقابل بین سیگنال ورودی و سیگنال دلخواه و $\mu(k)$ اندازه پله متغیر می‌باشد. (۱۲) را بصورت:

$$\mathbf{w}_i(n+1) = \mathbf{w}_i(n) + 2\mu_i(n)\mathbf{e}(n)\mathbf{x}(n-i) \quad i=0, L, N-1 \quad (۵)$$

که در آن ماتریس قطری $\boldsymbol{\mu}$ بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$\boldsymbol{\mu}(n) = \begin{bmatrix} \mu_1(n) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mu_2(n) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \mu_i(n) \end{bmatrix} \quad (۶)$$

$$\mathbf{x}(k) = [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-L+1)]^T$$

$$\hat{\mathbf{y}}(k) = \mathbf{x}^T(k)\hat{\mathbf{w}}(k)$$

$$\mathbf{e}(k) = d(k) - \hat{\mathbf{y}}(k)$$

$$\hat{\mathbf{w}}(k+1) = \hat{\mathbf{w}}(k) + \frac{\beta \mathbf{G}(k+1)\mathbf{x}(k)\mathbf{e}(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{G}(k+1)\mathbf{x}(k) + \delta}$$

$$\mathbf{G}(k+1) = \text{diag}\{g_1(k+1), \dots, g_L(k+1)\}$$

$$\gamma_{\min}(k+1) = \rho \max\{\delta_p, |\hat{w}_1(k)|, \dots, |\hat{w}_L(k)|\}$$

$$\gamma_l(k+1) = \max\{\gamma_{\min}(k+1), |\hat{w}_l(k)|\}$$

$$g_l(k+1) = \frac{\gamma_l(k+1)}{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \gamma_i(k+1)}, \quad 1 \leq l \leq L.$$

شکل ۴- الگوریتم PNLMS [۵]

$$\mathbf{x}(k) = [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-L+1)]^T$$

$$\hat{\mathbf{y}}(k) = \mathbf{x}^T(k)\hat{\mathbf{w}}(k)$$

$$\mathbf{e}(k) = d(k) - \hat{\mathbf{y}}(k)$$

$$\hat{\mathbf{w}}(k+1) = \hat{\mathbf{w}}(k) + \frac{\beta \mathbf{G}(k+1)\mathbf{x}(k)\mathbf{e}(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{G}(k+1)\mathbf{x}(k) + \delta}$$

$$\mathbf{G}(k+1) = \text{diag}\{g_1(k+1), \dots, g_L(k+1)\}$$

$$F(|\hat{w}_l(k)|) = \frac{\ln(1+\mu|\hat{w}_l(k)|)}{\ln(1+\mu)}, \quad |\hat{w}_l(k)| \leq 1, \quad 1 < l < L, \quad \mu = 1/\epsilon$$

$$\gamma_{\min}(k+1) = \rho \max\{\delta_p, F(|\hat{w}_1(k)|), \dots, F(|\hat{w}_L(k)|)\}$$

$$\gamma_l(k+1) = \max\{\gamma_{\min}(k+1), F(|\hat{w}_l(k)|)\}$$

$$g_l(k+1) = \frac{\gamma_l(k+1)}{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \gamma_i(k+1)}, \quad 1 \leq l \leq L.$$

شکل ۵- الگوریتم SPNLMS [۵]

با افزایش مقادیر واقع بر قطر اصلی ماتریس $\boldsymbol{\mu}$ از یک طرف سرعت همگرایی بالاتر می‌رود و از طرف دیگر مقدار عدم تنظیم^۳ M نیز افزایش می‌یابد که مطلوب نیست [۱۰]. برای حل این مشکل می‌توان مقادیر $\mu_i(n)$ را در هر مرحله به انرژی نمونه سیگنال ورودی $x(n)$ نرمالیزه نمود که منجر به الگوریتم VSLMS نرمالیز شده می‌گردد. برای بروز کردن $\mu_i(n)$ روش زیر بکار رفته است [۱۱]:

$$\mu_i(n+1) = (1+\rho g_i(n))\mu_i(n) \quad (۷)$$

از رابطه فوق در می‌یابیم که اگر می‌توانستیم به رابطه‌ای بسته‌ای مانند PNLMS برسیم داشتیم:

$$k_{svs} \approx \frac{\ln(|\mathbf{w}_{opt,p}| / |\mathbf{w}_{opt,p} - \hat{\mathbf{w}}(k_p)|)}{\lambda(k)g_p} \quad (23)$$

حال $r(k)$ را بصورت نسبت زمان همگرایی الگوریتم SVS-PNLMS به PNLMS معرفی می‌کنیم یعنی نسبت k_p به k_{svs} :

$$r(k) = \frac{k_{svs}}{k_p} \approx \frac{\ln(1-\lambda g_p)}{\ln(1-\lambda(k)g_p)} \approx \frac{\lambda g_p}{\lambda(k)g_p} \approx \frac{\lambda}{\lambda(k)} \quad (24)$$

همانطوریکه از این رابطه مشاهده می‌شود نسبت $r(k)$ با مقدار $\lambda(k)$ نسبت معکوس داشته و از اینرو با انتخاب تغییرات مناسب $\lambda(k)$ ، می‌توان به سرعت همگرایی سریعتری نسبت به PNLMS رسید. از اینرو برای الگوریتم SVS-PNLMS، زمان همگرایی ضریب هم به اندازه ضریب بهینه و هم به مقدار $\beta(k)\sigma_x^2 = \lambda(k)$ و مانند دیگر الگوریتمهای تخصصی^۴ به بردار کنترل اندازه پله $\mathbf{g} = [g_1, \dots, g_L]^T$ بستگی دارد. بطوریکه هر چه \mathbf{w}_{opt} بزرگتر باشد مدت زمان بیشتری طول می‌کشد تا ضریب مربوط همگرا شود. حال اگر $\lambda(k)$ تغییرات حول مقدار اصلی λ داشته باشد می‌تواند این زمان را کاهش دهد (انگیزه استفاده از اندازه پله متغیر $\mu_i(n)$). جدول ۱، خصوصیات الگوریتمهای SVS-PNLMS و PNLMS را با هم مقایسه می‌کند.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k) &= [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-L+1)]^T \\ \hat{\mathbf{y}}(k) &= \mathbf{x}^T(k)\hat{\mathbf{w}}(k) \\ \mathbf{e}(k) &= \mathbf{d}(k) - \hat{\mathbf{y}}(k) \\ \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + \frac{\mu_i(n)\mathbf{G}(k+1)\mathbf{x}(k)\mathbf{e}(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{G}(k+1)\mathbf{x}(k) + \delta} \\ \gamma_{\min}(k+1) &= \rho \max \left\{ \delta_p, F(|\hat{\mathbf{w}}_1(k)|), \dots, F(|\hat{\mathbf{w}}_L(k)|) \right\} \\ \gamma_1(k+1) &= \min \left\{ \gamma_{\min}(k+1), F(|\hat{\mathbf{w}}_L(k)|) \right\} \\ F(x) &= \begin{cases} 250x, & x < 0.003 \\ 1, & \text{o.w.} \end{cases} \\ \mathbf{g}_i(k+1) &= \frac{\gamma_1(k+1)}{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \gamma_i(k+1)} \\ \mu_i(n) &= (1 + \rho_i(n)g_i(n)g_i(n-1))\mu_i(n), i = 0 \dots N-1 \\ \rho_i(n) &= \frac{\rho_0}{\hat{\sigma}_g^2(n) + \psi} \\ \hat{\sigma}_g^2(n) &= \beta \hat{\sigma}_g^2(n-1) + (1-\beta)|g_i(n)|^2 \end{aligned}$$

شکل ۶- الگوریتم SVS-PNLMS [۱۳]

۵-۱ استقلال مقدار بی‌نظمی، الگوریتم SVS-PNLMS از مقدار بردار کنترل اندازه پله

در این بخش قصد داریم نشان دهیم که مقدار عدم‌تنظیم، الگوریتم پیشنهادی در این مقاله به اندازه بردار کنترل اندازه پله بستگی ندارد. در جدول ۱ رابطه بروزرسانی ضرایب بهینه برای الگوریتم SVS-PNLMS بصورت زیر:

$$\hat{\mathbf{w}}(k) - \mathbf{w}_{opt} = ((\mathbf{I} - \mu(1)\mathbf{R})(\mathbf{I} - \mu(2)\mathbf{R}) \dots (\mathbf{I} - \mu(k)\mathbf{R}))(\hat{\mathbf{w}}(0) - \mathbf{w}_{opt}) \quad (13)$$

می‌نویسیم که در آن $\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{P}$ ضرایب بهینه فیلتر، \mathbf{I} ماتریس واحد و $\hat{\mathbf{w}}(0) = 0$ مقدار اولیه ضرایب می‌باشد. با انتخاب $\hat{\mathbf{w}}(0) = 0$ درسیستمهای اسپارس بدست می‌آوریم:

$$\hat{\mathbf{w}}(k) = ((\mathbf{I} - \mu(1)\sigma_x^2)(\mathbf{I} - \mu(2)\sigma_x^2) \dots (\mathbf{I} - \mu(k)\sigma_x^2))\mathbf{w}_{opt} \quad (14)$$

اگر تعریف کنیم:

$$\mu(k)\sigma_x^2 = \lambda(k) \quad (15)$$

در اینصورت (۱۴) را می‌توان بصورت زیر بازنویسی کرد:

$$\mathbf{w}(k) = [1 - (1 - \lambda(1))(1 - \lambda(2))L \dots (1 - \lambda(k))] \mathbf{w}_{opt} \quad (16)$$

حال زمان همگرایی^۵ را بعنوان معیار کمی برای مقایسه سرعت همگرایی الگوریتمهای SVS-PNLMS و PNLMS که در [۵] ارائه شده است تعریف می‌کنیم. برای ضرایب فیلتر وفقی در الگوریتم PNLMS داریم [۵]:

$$\mathbf{w}(k) = [1 - (1 - \lambda)^k] \mathbf{w}_{opt} \quad (17)$$

با مقایسه (۱۷) و (۱۸) می‌توان دریافت که کل زمان همگرایی در الگوریتم SVS-PNLMS به تمام مقادیر $k=1L \ N \ \lambda(k)$ بستگی دارد. بنابراین با انتخاب مناسب $\lambda(k)$ که به نوبه خود به مقادیر $\mu(k)$ بستگی دارد می‌توان به سرعت همگرایی بالاتری نسبت به الگوریتم PNLMS دست یافت. انگیزه اصلی از پیشنهاد الگوریتم پیشنهادی SVS-PNLMS در این مقاله نیز همین وابستگی $\lambda(k)$ به مقادیر متغیر $\mu(k)$ می‌باشد. حال از رابطه (۱۷) داریم:

$$\ln \frac{1}{(1 - \lambda(1)) \dots (1 - \lambda(k_{svs}))} = \ln \frac{|\mathbf{w}_{opt,p}|}{|\mathbf{w}_{opt,p} - \hat{\mathbf{w}}(k_{svs})|} \quad (18)$$

همچنین از الگوریتم PNLMS مقدار زمان همگرایی برابر است با:

$$k_p = L \ln \frac{|\mathbf{w}_{opt,p}|}{\epsilon} \bigg/ \ln \frac{1}{|1 - \lambda g_p|} \quad (19)$$

که در آن k_p زمان همگرایی ضرایب در الگوریتم PNLMS، k_{svs} زمان همگرایی ضرایب در الگوریتم SVS-PNLMS بوده و $\epsilon = |\mathbf{w}_{opt,p} - \hat{\mathbf{w}}(k_{svs})|$ تعریف شده است. همچنین از (۱۸) نتیجه می‌گیریم k_{svs} به مقادیر $\lambda(k)$ بستگی دارد که مستقیماً به ایده الگوریتم SVS-PNLMS منجر می‌شود (الگوریتم SVS-PNLMS در شکل ۶ خلاصه شده است). حال تعریف می‌کنیم:

$$\mu_p(k) = \mu(k)g_p \quad (20)$$

$$\lambda_p(k) = \mu_p(k)\sigma_x^2 = \mu(k)g_p\sigma_x^2 = \lambda(k)g_p, \quad p = 1, 2, \dots, L \quad (21)$$

زمان همگرایی برای ضریب p ام را می‌توان از (۱۷) بصورت زیر بدست آورد:

$$L \ln \frac{1}{\left[(1 - \lambda(1)g_p)L \dots (1 - \lambda(k)g_p) \right]} = \ln \frac{|\mathbf{w}_{opt,p}|}{|\mathbf{w}_{opt,p} - \hat{\mathbf{w}}(k)|} \quad (22)$$

بصورت زیر ساده کرد:

$$E\{\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\mathbf{S}(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\} = 2\mathbf{S}(k) + \sigma_r^2(k)\mathbf{I} \quad (31)$$

$$E\{\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\mathbf{S}(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\} = 2\xi(k)\xi^T(k) + \|\xi(k)\|^2\mathbf{I} \quad (32)$$

که در آن $\sigma_r^2(k)$ اثر ماتریس $\mathbf{S}(k)$ (مجموع عناصر قطری) است. ماتریس $\mathbf{S}(k)$ را می‌توان بعنوان مقدار عدم تنظیم نویز تعبیر کرد که البته تنها برای زمانهای k به اندازه کافی بزرگ صادق بوده که در آن $\xi(k)$ به مقدار ناچیزی کاهش پیدا کرده است (رفتار حالت ماندگار). برای زمانهای کوچکتر، مقدار مقدار عدم تنظیم نویز برابر اثر ماتریس $\mathbf{S}(k)$ (مشابه حالت ماندگار) بعلاوه مقدار $\|\xi(k)\|^2$ است. با استفاده از روابط (۳۰ و ۳۱ و ۳۲) و میل دادن مقدار k بسمت بینهایت، برای تحلیل رفتار حالت ماندگار، می‌توان نوشت:

$$\mathbf{S}(\infty) = \mathbf{S}(\infty) - \boldsymbol{\mu}_s(\infty)\mathbf{G}\mathbf{S}(\infty) - 2\boldsymbol{\mu}_s^2(\infty)\mathbf{G}\mathbf{S}(\infty)\mathbf{G} \\ = \boldsymbol{\mu}_s^2(\infty)(\sigma_v^2 + \sigma_r^2(\infty))\mathbf{G}^2 \quad (33)$$

رابطه فوق را می‌توان برای عناصر قطری روی ماتریس $\mathbf{S}(\infty)$ بصورت زیر نوشت:

$$S_{nn}(\infty) = \frac{(\sigma_v^2 + \sigma_r^2(\infty))\mu_{s,n}(\infty)g_{n,n}}{2 - 2\mu_{s,n}(\infty)g_{n,n}} \quad (34)$$

با جمع n معادله مشابه رابطه (۳۴)، متناظر با هر یک از درایه های $S_{nn}(\infty)$ از ماتریس $\mathbf{S}(\infty)$ داریم:

$$\sigma_r^2(\infty) = (\sigma_v^2 + \sigma_r^2(\infty)) \sum_{n=0}^{N-1} \frac{\mu_{s,n}(\infty)g_{n,n}}{2 - 2\mu_{s,n}(\infty)g_{n,n}} \quad (35)$$

که در آن $\mu_{s,n}(\infty)$ مقدار اندازه پله الگوریتم SVS-PNLMS در لحظه $k = \infty$ واقع بر روی قطر اصلی ماتریس اندازه پله μ می‌باشد. حال با تعریف $\Psi = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{\mu_{s,n}(\infty)g_{n,n}}{2 - 2\mu_{s,n}(\infty)g_{n,n}}$ داریم:

$$\sigma_r^2(\infty) = \sigma_v^2 \frac{\Psi}{1 - \Psi} \quad (36)$$

همچنین می‌دانیم که مجموع همه $g_{n,n}$ ها، برابر واحد بوده، حال اگر تمامی $g_{n,n}$ مقداری کمتر از ۱ داشته باشند با استفاده از $\mu_{s,1}(\infty) = \mu_{s,2}(\infty) = \Lambda = \mu_{s,n}(\infty)$ تقریباً برابر است با:

$$\Psi = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{\mu_{s,n}(\infty)g_{n,n}}{2 - 2\mu_{s,n}(\infty)g_{n,n}} = \frac{\mu_{s,n}(\infty) \sum_{n=0}^{N-1} g_{n,n}}{2 - 2\mu_{s,n}(\infty) \sum_{n=0}^{N-1} g_{n,n}} \approx \frac{\mu_{s,n}(\infty)}{2 - 2\mu_{s,n}(\infty)} \quad (37)$$

بنابراین مقدار واریانس عدم تنظیم، $\sigma_r^2(\infty)$ برابر است با:

$$\sigma_r^2(\infty) \approx \sigma_v^2 \frac{\mu_{s,n}(\infty)}{2 - 3\mu_{s,n}(\infty)} \quad (38)$$

که مستقل از نحوه توزیع مقادیر کنترل اندازه پله g_n می‌باشد. همچنین اگر مقدار $1 << \mu_{s,n}(\infty)$ باشد، در اینصورت از رابطه (۳۷) داریم: $\Psi \approx \mu_s(k)/2$ بنابراین رابطه (۳۸) را می‌توان بصورت زیر نوشت:

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{w}(k) - \frac{\mu(k)\mathbf{G}\mathbf{x}(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{G}\mathbf{x}(k) + \delta} (\mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k) + \mathbf{v}(k)) \quad (25)$$

ارائه شد. در ادامه برای سهولت $\mu(k)$ ، را بصورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$\boldsymbol{\mu}_s(k) = \frac{\mu(k)\mathbf{G}\mathbf{x}(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{G}\mathbf{x}(k) + \delta} \quad (26)$$

که در آن \mathbf{G} ماتریسی قطری با عناصر روی قطر اصلی، $g_{n,n}$ بصورت:

$$g_{n,n} = \frac{g_n}{\mathbf{g}} \quad (27)$$

است که در آن N طول حذف کننده پژواک، g_n مقدار کنترل اندازه پله در لحظه n ام و $\bar{\mathbf{g}}$ ، متوسط بردار کنترل اندازه پله می‌باشد. توجه شود که در الگوریتمهای تخصیصی، اثر ماتریس \mathbf{G} ، الزاماً برابر واحد است [۱].

جدول ۱- مقایسه الگوریتمهای PNLMS, SVS-PNLMS

الگوریتم	پارامتر زمان همگرایی	اندازه پله
PNLMS	$k_{svs} = \frac{\text{Ln}(w_{opt,p} / w_{opt,p} - \hat{w}(kp))}{\lambda(k)g_p}$	β
SVS-PNLMS	$k_p \approx \frac{\text{Ln}(w_{opt,p} / w_{opt,p} - \hat{w}(kp))}{\lambda g_p}$	$\mu(k)$

همچنین در ادامه برای سادگی تحلیل فرض می‌کنیم که سیگنالهای $\mathbf{x}(k)$ و $\mathbf{v}(k)$ در مدل حذف پژواک، فرایندهایی مستقل گاوسی با واریانسهای بترتیب واحد و σ_v^2 باشند. با تعریف $\mathbf{z}(k)$ ، مقدار اختلاف از بردار ضرایب بهینه بصورت:

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{w}(k) - E[\mathbf{w}(k)] = \mathbf{w}(k) - \xi(k) \quad (28)$$

که در آن $E\{\cdot\}$ میانگین آماری، $\hat{\mathbf{w}}(k)$ بردار ضرایب بهینه می‌باشند. با توجه به فرض معروف استقلال، بشرط تغییرات آهسته بردار ضرایب $\hat{\mathbf{w}}(k)$ با زمان، می‌توان با تقریب خوبی فرض کرد که دنباله های $\mathbf{x}(k)$ و $\hat{\mathbf{w}}(k)$ مستقل از هم هستند. این فرض (حداقل برای مقادیر کوچک اندازه پله) معتبر بوده و منجر به نتیجه مشابه با نتایج شبیه سازی می‌شود. حال اگر از طرفین رابطه بروزرسانی ضرایب الگوریتم SVS-PNLMS در (۲۵)، میانگین آماری بگیریم داریم:

$$\xi(k+1) = \xi(k) - \boldsymbol{\mu}_s(k)\mathbf{G}\xi(k) = (\mathbf{I} - \boldsymbol{\mu}_s(k)\mathbf{G})\xi(k) \quad (29)$$

که بیان می‌کند ضرایب مختلف با سرعتهای متفاوتی به مقادیر مطلوب و بهینه متناظر میل می‌کنند (اساس الگوریتمهای تخصیصی). بنابراین نرخ وقتی شدن ضریب n ام فیلتر، برابر با مقدار $20 \log_{10}(\mathbf{I} - \boldsymbol{\mu}_s(k)\mathbf{G})\xi(k)$ خواهد شد. حال با تفریق روابط (۲۵) و (۲۹) از هم داریم:

$$\mathbf{z}(k+1) = \mathbf{I} - \boldsymbol{\mu}_s(k)\mathbf{G}\mathbf{x}(k)^T \mathbf{x}(k)\mathbf{z}(k) - \boldsymbol{\mu}_s(k)(\mathbf{x}(k)^T \mathbf{x}(k) - \mathbf{I})\xi(k) - \boldsymbol{\mu}_s(k)\mathbf{G}\mathbf{x}(k)\mathbf{v}(k) \quad (30)$$

تعریف می‌کنیم $\mathbf{S}(k) = E[\mathbf{z}(k)\mathbf{z}^T(k)]$ با ضرب هر یک از طرفین رابطه (۳۰) در ترانهاده آن و گرفتن میانگین آماری و همچنین با استفاده از فرض گاوسی بودن $\mathbf{x}(k)$ می‌توان میانگین های آماری بصورت ممان های مرتبه ۴ را

این حالت برابر است با: $2/(1+2/N)$ که البته برای مقادیر N (که در حذف پژواک معمولاً برابر با ۲۵۶ و ۵۱۲ و ۱۰۲۴ و ... اختیار می‌شود)، تقریباً برابر با ۲ است.

۵-۳ بحث درباره بازه همگرایی الگوریتمهای حذف پژواک

در این زیر بخش قصد داریم بازه همگرایی برای اندازه پله در الگوریتمهای حذف پژواک را بدست آوریم. در مرجع [۱]، نرخ همگرایی و توان حالت ماندگار بصورت زیر تعریف شده است:

$$R = \frac{10}{Ln10} \frac{1}{N} (2 - \mu)\mu \quad (47)$$

$$P_{\infty} = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_x^2} \frac{\mu}{2 - \mu} \sigma_x^2 + \sigma_v^2 \quad (48)$$

با مشتق گیری از R داریم:

$$\frac{\partial R}{\partial \mu} = 0 \Rightarrow \frac{\partial}{\partial \mu} \{(2 - \mu)\mu\} = 0 \Rightarrow \mu_{opt} = 1 \quad (49)$$

بنابراین برای $\mu = 1$ نرخ همگرایی بهینه می‌شود. حال نشان می‌دهیم که با انتخاب مقدار μ اندکی از ۲ بیشتر، الگوریتم ناپایدار می‌شود. برای همگرایی الگوریتم لازم است که R نرخ همگرایی صعودی باشد (این مساله منافاتی با صفر شدن R ندارد)، بنابراین می‌توان نوشت:

$$Convergence: R > 0 \Leftrightarrow (2 - \mu)\mu > 0 \Rightarrow 0 < \mu_{opt} < 2 \quad (50)$$

از طرفی مقادیر معمول در حذف پژواک اغلب برابر با 0.1 انتخاب می‌شوند که از حد بهره پایداری در بالا یعنی $\mu_{critical} = 2$ (بحرانی) بسیار کوچکتر است. در بخش شبیه‌سازیها، بمنظور ارزیابی کیفیت الگوریتمهای تخصیصی از مقدار اندازه پله $\mu = 0.3$ ، در الگوریتم SVS-PNLMS بعلت استفاده از اندازه پله متغیر^{۱۱} بودن، این اندازه پله برای سیگنال صحبت به مقدار 1.5 می‌رسد.

۶- نتایج شبیه سازی

در این بخش نتایج حاصل از شبیه‌سازی الگوریتمهای SVS-PNLMS، SPNLMS، NLMS را در حذف پژواک شبکه ارائه شده در شکل ۷، با هم مقایسه می‌کنیم. در شبیه‌سازی نخست، از نویز سفید گاوسی با میانگین صفر و واریانس واحد بعنوان ورودی استفاده می‌کنیم. همچنین از یک نویز سفید گاوسی برای خروجی مسیر پژواک برای ثابت نگاه داشتن سطح خطای حالت ماندگار (با نسبت سیگنال به نویز ۵۰ دسیبل) اضافه می‌کنیم [۱۳]. مقدار اندازه پله الگوریتم SVS-PNLMS، بعد از همگرایی مساوی با ۰/۳ خواهد بود که با نتایج تئوری ارائه شده در بخشهای ۵-۲ و ۳-۵ مطابقت دارد. با ملاحظه نتایج شکل‌های ۸ و ۹ مشاهده می‌شود که مقدار عدم تنظیم توان نویز در حالت ماندگار، به مقدار بردار کنترل اندازه پله، \mathbf{g} بستگی ندارد که با نتیجه بخش ۵-۱ مطابقت دارد [۱۴]. الگوریتمهای SVS-PNLMS، SPNLMS، NLMS، PNLMS را با مقادیر $\rho, \delta_p = 0.01$ شبیه‌سازی می‌کنیم.

شکل‌های ۸ و ۹ بر ترتیب منحنی بهبود در حذف پژواک بازگشتی^{۱۳} را برای طول فیلتر ۵۱۲ و ۱۲۸ نشان می‌دهند. ملاحظه می‌شود که الگوریتم پیشنهادی SVS-PNLMS همگرایی خیلی سریعتری نسبت به الگوریتم SPNLMS، NLMS، PNLMS دارد. این الگوریتم نه تنها در ابتدا سریعاً همگرا می‌شود، بلکه این همگرایی سریع را تا رسیدن به مقدار ۵۰- دسیبل حفظ می‌کند.

$$\sigma_r^2(\infty) \approx \sigma_v^2 \frac{\mu_{s,n}(\infty)}{2 - \mu_{s,n}(\infty)} \quad (39)$$

$$\frac{\sigma_r^2(\infty)}{\sigma_v^2} = M \approx \frac{\mu_{s,n}(\infty)}{2 - \mu_{s,n}(\infty)} \approx \frac{\mu_{s,n}(\infty)}{2} \quad (40)$$

که نشان می‌دهد مقدار عدم تنظیم الگوریتم SVS-PNLMS مستقل از نحوه توزیع مقادیر موجود در بردار کنترل اندازه پله می‌باشد.

۵-۲ شرط پایداری برای الگوریتم SVS-PNLMS

برای استفاده از الگوریتم پیشنهادی، لازم است که مقادیر اندازه پله در بازه همگرایی الگوریتم اختیار شوند. برای یافتن شرط پایداری، با شروع از رابطه (۳۳) و اینکه شرط پایداری با میل دادن k سمت بینهایت بدست می‌آید، می‌توان نوشت:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}(k+1) &= \mathbf{S}(k) - \mu_s(k)\mathbf{G}\mathbf{S}(k) - \mu_s(k)\mathbf{S}(k)\mathbf{G} \\ &+ 2\mu_s^2(k)\mathbf{G}\mathbf{S}(k) + \mu_s^2(k)\mathbf{G}\mathbf{S}(k)\mathbf{G} \\ &+ \mu_s^2(k)(\sigma_r^2(k) + \sigma_v^2)\mathbf{G}^2. \end{aligned} \quad (41)$$

از طرفی برای درایه‌های غیر واقع بر قطر اصلی ماتریس همواره نا مساوی $\delta_{ij}^2 \leq \delta_{ii}\delta_{jj}$ برقرار بوده، بنابراین می‌توان شرط پایداری را فقط برای عناصر روی قطر اصلی یافت. با بازنویسی رابطه (۴۱) داریم:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}(k+1) &= \mathbf{S}(k) - 2\mu_s(k)\mathbf{G}\mathbf{S}(k) + \mu_s^2(k)(\sigma_r^2(k) + \sigma_v^2)\mathbf{P} \\ &= \mathbf{D}(k)(\sigma_r^2(k) + \sigma_v^2)\mathbf{P} \end{aligned} \quad (42)$$

$$D_{n,n} = 1 - 2\mu_s(k)g_{n,n} + 2\mu_s^2(k)g_{n,n}^2 \quad (43)$$

حال با جاگذاری در رابطه (۴۱) و اینکه $S(k+1) \propto \sigma_r^2(k+1)$ ، داریم:

$$\sigma_r^2(k+1) = \sum_{m=0}^k \alpha(m)(\sigma_r^2(k-m) + \sigma_v^2) \quad (44)$$

که در آن:

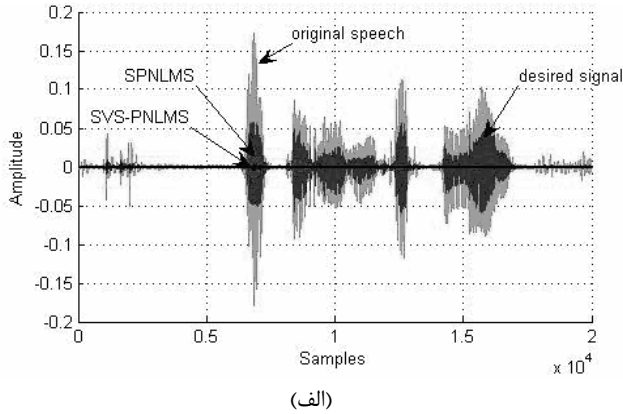
$$\begin{aligned} \alpha(k) &= \mu_s^2(k)\mathbf{I}^T\mathbf{D}^m\mathbf{p} \\ &= \sum \mu_s^2(k)g_{n,n}^2(1 - 2\mu_s(k)g_{n,n} + 2\mu_s^2(k)g_{n,n}^2)^m. \end{aligned} \quad (45)$$

رابطه فوق در صورتی پایدار است که داشته باشیم: $\sum_{m=0}^{\infty} \alpha(m) < 1$ با حل این نامساوی برای حالت حدی $\mathbf{I} = \mathbf{1}$ ، می‌توان کران بالای پایداری الگوریتم SVS-PNLMS را پیدا کرد:

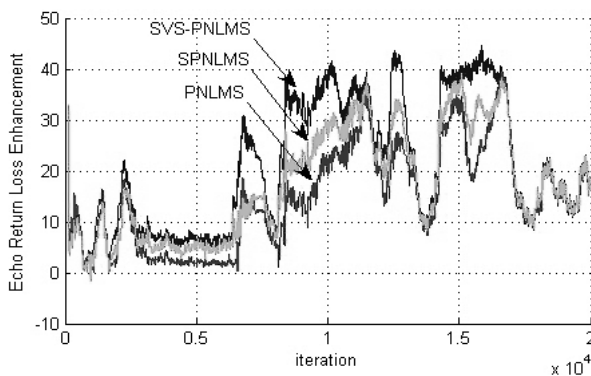
$$\begin{aligned} \mathbf{I} &= \sum_{m=0}^{\infty} \alpha(m) = \sum_{n=0}^{N-1} \mu_s^2(k)g_{n,n}^2(1 - 2\mu_s(k)g_{n,n} + 2\mu_s^2(k)g_{n,n}^2)^m \\ &= \sum_{n=0}^{N-1} \mu_s^2(k)g_{n,n}^2(1 - \mu_s(k)g_{n,n})^m = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{\mu_s(k)g_{n,n}}{2 - 2\mu_s(k)g_{n,n}} \end{aligned} \quad (46)$$

با توجه به رابطه فوق کمترین حد پایداری زمانی بدست می‌آید که بردار \mathbf{g} بغیر از یک ضریب در بقیه ضرایب صفر باشد (خاصیت اسپارس بودن پاسخ ضربه در پژواک‌های شبکه مشابه شکل ۲). در چنین حالتی برای برآورده کردن شرط پایداری، مقدار $\mu_s(k) < 2/3$ باشد. همچنین کران بالای حد پایداری زمانی بدست می‌آید که \mathbf{g} ، بطور مساوی بین ضرایب تخصیص داده شود. حد پایداری در

غیر ایستان مانند سیگنال صحبت و استفاده از تقریب های پیشنهادی روشهای بهبود کیفیت همگرایی الگوریتم SPNLMS را پیشنهاد کردیم. شبیه سازیها نشان می دهند که الگوریتم پیشنهادی SVS-PNLMS قادر به همگرایی خیلی سریعتری نسبت به PNLMS می باشد و همچنین توانایی ره گیری بالاتری را برای ورودیهای غیر ایستان مانند سیگنال صحبت از خود نشان می دهد. همچنین بمنظور کاهش پیچیدگی محاسباتی از روش تقریب زنی با استفاده از تابع مقیاس دهی استفاده کرده ایم که نتیجه آن الگوریتم SVS-PNLMS بود.



(الف)



(ب)

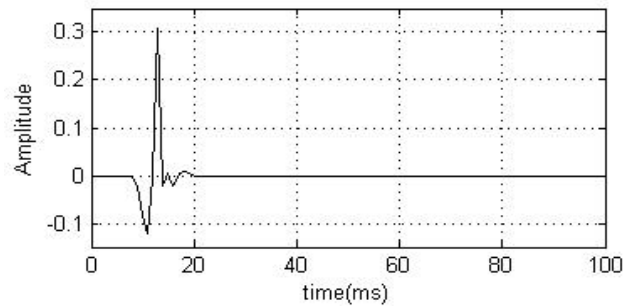
شکل ۱۰- نمایش بهبود بدست آمده برای سیگنال صحبت با $\mu=2$ و $M=512$.
 الف) نمایش سیگنال صحبت برای الگوریتمهای مختلف ب) نمایش بهبود در حذف پژواک بازگشتی الگوریتمهای مختلف برای صحبت

قدردانی و تشکر

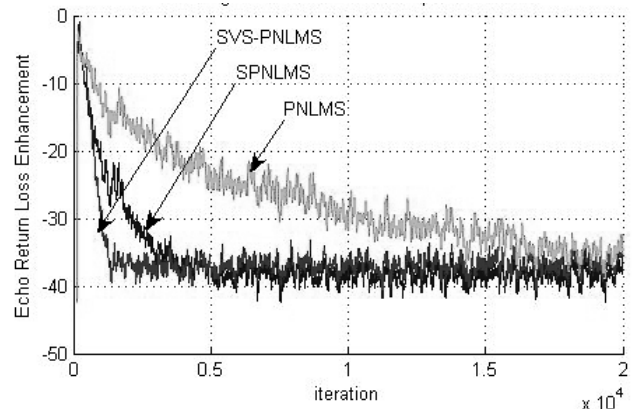
بدین وسیله نویسندگان مقاله از حمایت های مرکز تحقیقات ایران قدردانی می نمایند.

مراجع

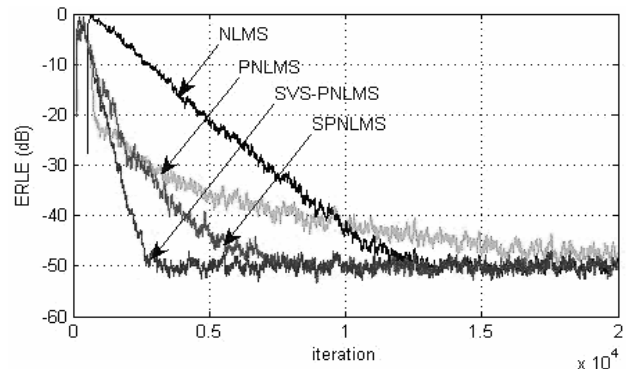
- [1] D.L. Duttweiler, "Proportionate normalized least-mean-squares adaptation in echo cancellers," *IEEE Trans. Speech Audio Process.*, vol. 8, no.5, pp. 508-518, Sep. 2000.
- [2] M. Brandstein, D. Ward, "Microphone arrays-signal processing techniques and applications," New York, Springer-Verlag, 2001.
- [3] W. Herboldt, W. Kellermann, "Frequency-domain integration of acoustic echo cancellation and a generalized sidelobe canceller with improved robustness," *European Trans. on Telecommunications*, vol. 13, no. 2, pp. 123-132, Mar. 2002.



شکل ۷- پاسخ ضربه حذف کننده پژواک



شکل ۸- نمایش رویه یادگیری^{۱۴} برای ورودی نویز سفید برای $M=128$ و $\mu=0.3$



شکل ۹- مقایسه الگوریتمهای مختلف برای طول فیلتر $M=512$

در آزمایش بعدی الگوریتم پیشنهادی SVS-PNLMS را برای سیگنال ورودی صحبت (غیر ایستان) ارزیابی می کنیم. منحنی همگرایی برای الگوریتمهای مختلف در شکل ۱۰- الف و مقدار بهبود در حذف پژواک بازگشتی در شکل ۱۰- ب نشان داده شده اند. همانطوریکه از این شکل مشاهده می شود، الگوریتم SVS-PNLMS در این حالت نیز توانایی ره گیری بالاتری نسبت به الگوریتم PNLMS نشان می دهد. این خصوصیت منجر به کیفیت بسیار بهتر حذف پژواک سیگنال صحبت می شود.

۷- نتیجه گیری

در این مقاله الگوریتم مطرح شده در $[\delta]$ را برای حالت اندازه پله متغیر تعمیم دادیم. از روی نتایج شبیه سازی کامپیوتری برای سیگنالهای ورودی نویز سفید و



محمد حسین کهائی مدرک کارشناسی را از

دانشگاه صنعتی اصفهان در سال ۱۳۶۶، کارشناسی ارشد را از دانشگاه ریوکیوس اکیناوا ژاپن در سال ۱۳۷۴ و دکترای خود را در پردازش سیگنال از دانشکده مهندسی برق و الکترونیک دانشگاه کوئینزلند در بریزبن استرالیا در سال ۱۳۷۷ دریافت کرد. از سال ۱۳۷۸ در دانشکده برق دانشگاه علم و صنعت

ایران، در تهران مشغول به فعالیت بوده و زمینه های مورد علاقه ایشان در پردازش سیگنال شامل: تئوری فیلترهای وقتی، آشکارسازی، تخمین، رهگیری و حذف تداخل می باشد.

آدرس پست الکترونیکی ایشان عبارتست از:

kahaei@iust.ac.ir

¹ Sparseness

² De-reverberation

³ Iteration

⁴ μ -law

⁵ Misadjustment

⁶ Regression

⁷ Steepest Descent

⁸ Convergence time

⁹ Proportionate

¹⁰ Trace

¹¹ Region of convergence

¹² Variable-step-size

¹³ Echo Return Loss Enhancement

¹⁴ Learning Curve

- [4] W. Herbordtt, S. Nakamura and W. Kellermann, "Joint optimization of LCMV beamforming and acoustic echo cancellation for automatic speech recognition," IEEE Int. Conf. on Acoustics Speech Signal Processing, pp.77-80, Mar. 2005.
- [5] D. Hongyang and H. Doroslovacki, "Improving convergence of the PNLMS algorithm for sparse impulse response identification," Signal Processing Letters IEEE vol. 12, Issue. 3, pp. 181-184, Mar. 2005.
- [6] S. L. Gay, "An efficient, fast converging adaptive filter for network echo cancellation," in Proc. Asilomar Conf., Monterey, CA, pp. 394-398, Nov. 1998.
- [7] P. A. Naylor, J. Cui and M. Brookes, "Adaptive algorithms for sparse echo cancellation," Elsevier Signal Processing 86 pp. 1182-1192, 2006.
- [8] J. B. Allen and D. A. Berkley, "Image method for efficiently simulating small room acoustics," Journal of Acoustical Society of America 1979.
- [9] H. Deng and M. Doroslovački, "Modified PNLMS adaptive algorithm for sparse echo path estimation," in Proc. Conf. Inf. Sci. Syst., Princeton, NJ, Mar. 2004.
- [10] B. Farhang-Boroujeny, "Adaptive Filters: Theory and Applications," New York, John Wiley and Sons, 1998.
- [11] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory," 4th ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 2002.
- [12] M. L. Seltzer, "Microphone Array Processing for Robust Speech Recognition," PhD Dissertation, Carnegie Mellon University Pittsburgh, PA, Jul., 2003.

[۱۳] پ. مولایی و م. ح. کهائی، "بهبود الگوریتم PNLMS برای شناسایی پاسخ ضربه اسپارس با استفاده از الگوریتم VSPNLMS"، مجموعه مقالات یازدهمین کنفرانس بین المللی کامپیوتر انجمن کامپیوتر ایران، ۱۳۸۴.

[۱۴] پ. مولایی و م. ح. کهائی، "معرفی الگوریتم جدید وقتی SVS-PNLMS در حذف پژواک سیگنالهای صحبت و نویز رنگی"، مجموعه مقالات چهاردهمین کنفرانس بین المللی برق، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ۱۳۸۵.



پژمان مولایی بیگزاده محله در سال ۱۳۶۲

در شهرستان بندرانزلی متولد شد و دوران دبیرستان را در سال ۱۳۷۹ در این شهرستان به پایان رسانید. سپس بلافاصله در رشته مهندسی برق الکترونیک پذیرفته شد و در سال ۱۳۸۳ موفق به اخذ مدرک با رتبه اول از دانشگاه گیلان شد. در سال ۱۳۸۳، در مقطع کارشناسی ارشد دانشگاه علم

و صنعت ایران در رشته مهندسی برق مخابرات گرایش سیستم پذیرفته شد و در سال ۱۳۸۵ موفق به اخذ مدرک کارشناسی ارشد با رتبه ممتاز گردید. هم اکنون وی دانشجوی دکترای دانشکده مهندسی برق دانشگاه صنعتی امیرکبیر در رشته مخابرات سیستم بوده و زمینه تحقیقاتی مورد علاقه ایشان بطور عام تئوری فیلترهای وقتی، پردازش سیگنالهای صحبت، پردازش آرایه میکروفونی و بطور خاص الگوریتمهای کاهش نویز، حذف پژواک و جهت یابی می باشد.

آدرس پست الکترونیکی ایشان عبارتست از:

pejman_mowlaei@ee.iust.ac.ir